Archive of SID

پیش‌بینی نرخ نفوذ دستگاه TBM درتونل بلند زاگرس با استفاده از شبکه عصبی وspss

حسین ابوالحسینی[۱]، رسول اجل لوئیان[۲]، کمال گنجعلی پور[۳]، حدیثه منصوری[٤]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد زمین شناسی مهندسی دانشگاه اصفهان

۲- دانشیار دانشگاه اصفهان

۳- مهندس مشاور شرکت ساحل

٤- دانشجوی دکتری دانشگاه اصفهان

HosseinAbolhosseini9@gmail.com

خلاصه

تونل انتقال آب نوسود بخشی از طرح انتقال آب به دشتهای گرمسیری غرب کشور است که آب منحرف شده از رودخانه سیروان را به پایین دست منتقل می کند. اجرای تونل(حفاری و سگمنت گذاری) بصورت مکانیزه و با استفاده از یک دستگاه D.S.TBM انجام می‌گیرد. دراین مقاله جهت بررسی تاثیرگذاری داده‌ها از spssو جهت پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM از روش شبکه عصبی استفاده شده است. با استفاده از برنامه spssپارامترهای بدون تاثیریا با تاثیر کم شناسایی شده وفقط داده های موثر در نرخ پیشروی به عنوان ورودی به شبکه عصبی داده می‌شود. نرخ نفوذ برابر با نرخ پیشروی آنی ماشین است و معمولا بر حسب میلی متر بر دور تاج حفار به صورت معمول با توجه به TBM بیان می شود. پارامترهایی که برای پیش بینی نرخ نفوذ به عنوان ورودی شبکه مورد بررسی قرار گرفته اند عبارت اند از:

مقاومت فشاری تک محوره، شاخصCLI، سیستم طبقه بندی RMR، آزمون برزیلی BTS، SIGMA، منظورشده است. باتوجه به خروجی شبکه عصبی میزان تاثیر پارامترهای ورودی به ترتیب: مقاومت فشاری تک محوره سنگ، BTS، RMR، شاخص CLI، SIGMA تاثیر گذار است.

کلمات کلیدی: نرخ نفوذ TBM، تونل بلند زاگرس، شبکه عصبی، spss

۱. مقدمه

تونل انتقال آب نوسود بخشی از طرح انتقال آب به دشتهای گرمسیری غرب کشور است که آب منحرف شده از رودخانه سیروان را به پایین دست منتقل کرده و وظیفه آن کنترل و تنظیم آبهای سطحی منطقه وسیعی از غرب کشور و انتقال آن به دشتهای زراعی منطقه می باشد. مقطع تونل بصورت

---

[۱] - **دانشجوی کارشناسی ارشد زمین شناسی مهندسی دانشگاه اصفهان**

[۲] - **دانشیار دانشگاه اصفهان**

[۳] - **مهندس مشاور شرکت ساحل**

[٤] - **دانشجوی دکتری دانشگاه اصفهان**

www.SID.ir

Archive of SID

دایره ای و با قطر حفاریm ۵/۲۷۵ جهت انتقال آب بصورت ثقلی طراحی شده است. تونل انتقال آب نوسود قطعهٔ ۱- الف شامل دو دهانهٔ هیروی با مختصات تقریبی ۳۸۷۹۰۷۸ شمالی و ۶۰۱۲۷۵ شرقی و مرەخیل با مختصات تقریبی ۳۸۷۹۰۷۸ شمالی و ۶۰۱۲۷۵ شرقی می‌باشد. دهانهٔ مرخیل در کنار روستای مرەخیل در فاصله تقریبی ۲۸ کیلومتری غرب شهر باینگان قرار دارد. قطعه دوم این تونل که از رودخانه لیله تا ازگله(به طول 26 کیلومتر) می باشد با مختصات ورودی ۳۸۷۱۷۴۴.۹۲۰۰ شمالی و ۵۹۶۰۵۸.۱۰۲۵ شرقی ومختصات خروجی آن ۵۷۸۰۱۹.۲۸۸۴ شرقی و۳۸۵۳۶۸۳.۵۶۵۳شمالی می باشد. اجرای تونل(حفاری و سگمنت گذاری) بصورت مکانیزه و با استفاده از یک دستگاه D.S.TBM انجام می گیرد. دراین مقاله جهت بررسی نرخ پیشروی TBM از روش شبکه عصبی استفاده شده است. یکی از فاکتورهای مهّم موثرکه بر سرعت حفاری تاثیر می گذارد، نرخ نفوذ TBM یا نرخ پیشروی آن است. نرخ نفوذ برابر با نرخ پیشروی آنی ماشین است و معمولا بر حسب میلی متر بر دور تاج حفار به صورت معمول با توجه به TBM بیان می شود. نرخ نفوذ خواص سنگ، مشخصات ماشین و ابزار برش تخمین زده می‌شود. البته فاصله، جهت و شرایط درزه ها نیز بر نرخ نفوذ تأثیر می گذارد که مقدار کمّی این اثر در تعدادی از روشها، از جمله روش انستیتو تکنولوژی نروژ ۳ لحاظ شده است.

۱. پردازش داده ها

مقاله حاضر، از روش مدلسازی رگرسیون چند متغیره (MVRA) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی نرخ نفوذ(PR) با استفاده از مقاومت تراکمی تک محوره (UCS)، مقاومت کششی، CLI، SIGMA، وسیستم طبقه‌بندی RMR استفاده می کند. پایگاه داده‌ها شامل ۶۴ داده از ۲۳ واحدزمین شناسی درمسیر تونل نوسود استفاده شده است. خصوصیات آماری پارامترهای استفاده شده در مدل در جدول ۱ نشان داده شده است. از آنجایی که در بررسی‌های آماری لازم است داده‌ها توزیع نرمال داشته و داده‌های پرت در بین آن‌ها وجود نداشته باشد، در این بررسی جهت حذف داده‌های پرت از نمودار چارکی (box plot) استفاده شد. نمودارچارکی نموداری تصویری است که داده‌ها را بر اساس پنج مقدار نمایش می‌دهد. این مقادیر عبارتند از کوچکترین داده، چارک اول، میانه، چارک سوم و بزرگترین داده. در این نمودار ابتدای جعبه چارک اول و انتهای آن چارک سوم است. خطی که جعبه را به دو قسمت مساوی تقسیم می کند میانه داده‌هاست. از هر طرف جعبه نیز به اندازه بیشترین و کمترین داده خطی ادامه می‌یابد. هر عددی که خارج از مرزهای نمودار قرار گیرد را یک داده پرت می‌نامند (برادران، ۱۳۹۰). بعد از حذف داده‌های پرت، با استفاده از آزمون کولموگروف اسمیرنوف، پیروی داده‌ها از توزیع نرمال بررسی شد. فرضیه صفر در این آزمون عبارت است از پیروی داده‌ها از توزیع نرمال و فرضیه مقابل آن عدم پیروی داده‌ها از توزیع مورد نظر است. مقادیر P-value در این آزمون برای هریک از متغیرهای مدل در جدول ۱ نشان داده شده است. با توجه به اینکه سطح معنی داری برای هر پنج متغیر بیشتر از ۰/۰۵ است فرضیه صفر پذیرفته می‌شود بدین معنا که توزیع داده‌ها نرمال است.

جدول ۱: مشخصات آماری پارامترهای مدل

پارامتر	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار	نتایج آزمون نرمالیته
RMR	0	12	2.96	2.22	۰/۰۲
UCS	15	120	58.57	37.04	۰/۰۷

www.SID.ir

Archive of SID

sigmacm	5	31	13.9	6.088	۰/۳۳
CLI	65	75	67.06	3.192	۰/۳۷
BTS	4	37	19.42	9.093	0/23

۳. رگرسیون خطی چند متغیره

رگرسیون چند متغیره ارتباط بین یک سری از متغیرهای مستقل را با متغیر مورد نظر بیان می‌کند. اگر بخواهیم ارتباط خطی بین متغیرهای مستقل , x1 x2 ,..., xn و متغیر y که وابسته به آن‌هاست ایجاد کنیم، رابطه ۱ باید بین آن ها برقرار باشد:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_1x_2 + \cdots + a_nx_n + e \qquad (۱)$$

در این رابطه، از مقادیر $a_1, a_2, \cdots, a_n$ با عنوان ضرایب رگرسیون یاد می‌شود. این ضرایب، ضرایب نامشخصی هستند که در حقیقت مسئول برآورد پارامتر وابسته‌اند (جلالی و بید هندی ۱۳۸۵). برای بررسی اعتبار کلی مدل از آزمونی به نام، آزمون F استفاده می‌شود. در صورت معنی‌دار بودن این آزمون که از تقسیم مجموع تغییرات تعیین شده بوسیله مدل به مجموع تغییرات باقیمانده‌ها حاصل می‌شود، می‌توان اطمینان حاصل کرد که متغیرهای وارد شده در مدل توانسته‌اند تغییرات متغیر وابسته را تا حدودی (برابر با مقدار R۲) توجیه کنند. منظور از معنی‌دار بودن یک آزمون آن است که احتمال تصادفی بودن نتیجه آن بسیار پایین و قطعاً کمتر از سطح اطمینان آن آزمون است. به طور معمول سطح اطمینان آزمون ها را ۰/۰۵ در نظر می‌گیرند. برای بررسی معنی‌دار بودن اثر هر یک از متغیرهای مستقل آزمون t مستقل به کار می‌رود. در صورت معنی‌دار بودن این آزمون که از تقسیم ضریب رگرسیونی آن متغیر به خطای معیار متناظر با آن بدست می‌آید، می‌توان نتیجه گرفت که آن متغیر می‌تواند پیش‌گویی کننده متغیر وابسته باشد.

۴. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی از تعداد زیادی واحد پردازشگر ساده به نام نورون تشکیل شده که از ساختار بیولوژیکی مغز انسان الهام گرفته شده است. توانایی بالای شبکه های عصبی مصنوعی در مدلسازی مسائل چند متغیره غیر خطی، آن‌ها را به ابزاری قدرتمند در ژئوتکنیک و مهندسی سنگ تبدیل کرده‌است. شبکه عصبی می‌تواند راه حل صحیحی برای مسائل و رویدادهایی که بر پایه داده‌های تجربی و مشاهدات صحرایی هستند، ارائه کند (Yagiz et al., 2011). سه جز اساسی شبکه عصبی تابع تبدیل، ساختار شبکه و قانون یادگیری می‌باشد که نحوه انتخاب آن‌ها به ماهیت مسأله بستگی دارد (Sarkar et al., 2010). قبل از استفاده از شبکه به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی، لازم است تا با استفاده از بخشی از داده‌ها شبکه را تعلیم داد. الگوریتم‌های مختلفی برای آموزش شبکه وجود دارد که از بین آن‌ها الگوریتم پس انتشار معروفتر و قابل اعتمادتر است. شبکه عصبی پس انتشار (Back Propagation neural Network) حداقل از سه لایه تشکیل شده است: ورودی، مخفی و خروجی. هر لایه شامل تعدادی نورون می‌باشد که نورون‌های هر لایه از طریق وزن‌ها با نورون‌های لایه دیگر مرتبط می‌شود. تعداد نورون‌ها در لایه ورودی و خروجی برابر تعداد متغیرهای ورودی و خروجی است و تعداد لایه مخفی و تعداد نورون در هر یک از آن ها با توجه به پیچیدگی مسأله تغییر می‌کند (Sarkar et al., 2010). به جز لایه ورودی، در لایه‌های دیگر نورون‌ها دارای مقدار ویژه‌ای به نام بایاس هستند و همچنین تابع تبدیل بر روی خروجی آن‌ها تأثیر می‌گذارد. بایاس شبیه وزنی است که ورودی آن ۱ است و برای ایجاد تفاوت بین نورون‌ها به کاربرده می‌شود. در ابتدای آموزش شبکه، وزن‌ها و بایاس‌ها به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. شبکه به صورت نظارت شده با استفاده از الگوریتم پس انتشار آموزش داده می‌شود. این الگوریتم یادگیری بر اساس قانون تصحیح خطا می‌باشد. به این صورت که خطا در جهت عکس در شبکه انتشار پیدا می‌کند و وزن‌ها و بایاس‌های شبکه بر اساس خطا طوری تنظیم می‌شوند که نتیجه مطلوب بدست آمده و خطا به سمت صفر میل کند. هر مرحله که الگوهای ورودی به سمت جلو در شبکه انتشار می‌یابد و خروجی شبکه را ایجاد

www.SID.ir

Archive of SID

می‌کند یک دوره یا epoch نامیده می‌شود. این روند یا دوره‌های آموزشی تا وقتی که خطا کمینه شود ادامه می‌یابد. تابع هزینه‌ای که قرار است در حین آموزش شبکه کمینه گردد معمولاً MSE یا SSE می‌باشد (Khandelwal and singh, 2011).

۵. بحث و نتایج

۵-۱. آنالیز رگرسیون چند متغیره

نتایج آنالیز داده‌ها به روش رگرسیون چند متغیره در جدول ۲ نشان داده شده است. برای کنترل کردن اعتبار کلی مدل ساخته شده از آزمون F استفاده می‌شود. از آنجایی که مقدار F از جدول توزیع آن برابر ۲/۶۸ و میزان F محاسبه شده مدل ۱۱۱/۴۵۴ است (بزرگتر از F جدول توزیع است) و با توجه به اینکه سطح معنی‌داری در این آزمون کمتر از ۰/۰۵ است، فرضیه صفر رد و فرضیه مقابل آن پذیرفته می‌شود. بدان معنا که حداقل یکی از متغیرهای مستقل نظیر مقاومت تراکمی، BTS و CLI با صفر تفاوت داشته و بر نرخ نفوذ تأثیر دارد. پس از بررسی اعتبار کلی مدل، اعتبار هر یک از متغیرهای وابسته به طور جداگانه با آزمون t مشخص می‌شود. مقادیر آماره t و سطح معنی داری در این آزمون برای هر یک از متغیرهای مستقل در جدول ۲ نشان داده شده است. بزرگتر بودن آماره t یک متغیر مستقل از مقدار t جدول توزیع آن و کوچکتر بودن سطح معنی داری از ۰/۰۵ نشان می دهد ضریب بدست آمده برای آن متغیر به لحاظ آماری معنی‌دار است. در مدل ساخته شده مقدار t از جدول توزیع t استیودنت، ۱/۹۸ می باشد. بنابراین با توجه به اینکه قدر مطلق آماره t برای متغیرهای مستقل BTS،UCS و CLI بزرگتر از t جدول توزیع است و سطح معنی‌داری در این آزمون برای هر سه متغیر مستقل از ۰/۰۵ کمتر است لذا فرضیه صفر رد و فرضیه مقابل آن پذیرفته می‌شود. بدان معنی که ضرایب بدست آمده برای هر یک از متغیرهای مستقل مدل با صفر تفاوت داشته و این پارامترها تأثیر معنی داری بر نرخ نفوذ TBM دارند. ضریب تعیین مدل نیز بیانگر آن است که ۷۳/۸ درصد نرخ نفوذ TBM با تغییر مقاومت تراکمی، BTS و CLI قابل توجیه است. نهایتاً رابطه ۲ برای پیش‌بینی نرخ نفوذ TBM ارائه می‌شود. نمودار مقادیر مدول پیش‌بینی شده با استفاده از این رابطه در مقابل مقادیر اندازه گیری شده در شکل ۱ نشان داده شده است.

جدول ۲: آنالیز داده‌ها به روش رگرسیون چند متغییره

نتایج آزمون ANOVA	آمار F	110.25
	P-value	0

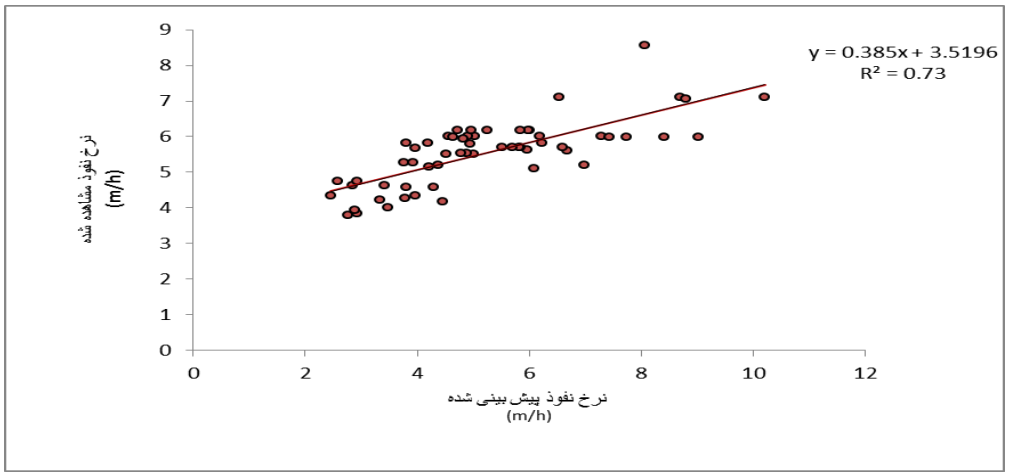
پارامترهای مدل	ضریب	خطای معیار	آمار t	p-value
CONSTANT	0.471	0.61	0.226	0.05
RMR	-0.15	.074	-0.19	0.008
UCS	0.004	-0.25	7.69	0
sigmacm	-0.160	-0.371	-11.24	0
CLI	0.152	0.022	5.001	0
BTS	0.058	0.019	6.19	0
ضریب تعیین نرخ پیشروی			R^2=0.73	

www.SID.ir

Archive of SID

PR=0/471+0/004*UCS-0/16*SIGMA +0/058*BTS+0/152*CLI-0/072*RMR+0/02*E

در رابطه ۲، نرخ نفوذ بر حسب m/h، ucs مقاومت تراکمی تک محوره بر حسب MPa، BTSبرحسبGPa است.



شکل ۱. نرخ نفوذ پیش بینی شده از طریق رابطه ۲ در مقابل نرخ نفوذ مشاهده شده

۶. پردازش داده ها با شبکه عصبی

در این بررسی چندین شبکه عصبی پرسپترون چند لایه MLP با ورودی‌هایی که برای spss استفاده شد، به عنوان پارامترهای ورودی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ استفاده شد. بدین معنی که شبکه دارای لایه ورودی با ۵ نورون، یک لایه و۲ لایه مخفی با ۴ نورون و لایه خروجی با ۱ نورون می‌باشد. توابع فعالساز در لایه مخفی و لایه خروجی تانژانت هایپربولیک و قانون یادگیری شبکه trainbr است. الگوریتم trainbr زمانی که ورودی و اهداف شبکه بین (۱و۱–) نرمال شده باشند مورد استفاده قرار می‌گیرند. کلیه داده‌ها قبل از ورود به شبکه در محدوده (۱و۱–) و با توجه به مقادیر حداکثر و حداقل هر پارامتر و با توجه به رابطه ۳ نرمال می‌شوند. این کار بدان منظور انجام می‌شود که بزرگی داده‌ها در نتایج تأثیرگذار نباشد. پایگاه داده شامل۶۴ نمونه است که ۷۰ درصد آن (۴۵ نمونه) برای آموزش و ۳۰ درصد دیگر (۱۹ نمونه) برای آزمایش شبکه استفاده شد. در شکل ۳ عملکرد شبکه در حین آموزش نشان داده‌شده است. چنانچه ملاحظه می‌شود آموزش شبکه بعد از ۸۳ دوره و با SSe برابر ۳/۹۹ متوقف شده است. از آنجایی که تعداد epoch ها در آموزش شبکه کم است می‌توان گفت که شبکه داده‌های آموزش را حفظ نکرده بلکه آن ها را فراگرفته است.

$$X_{normal} = ۱ - \frac{X_{max} - X}{X_{max} - X_{min}} \times ۲$$

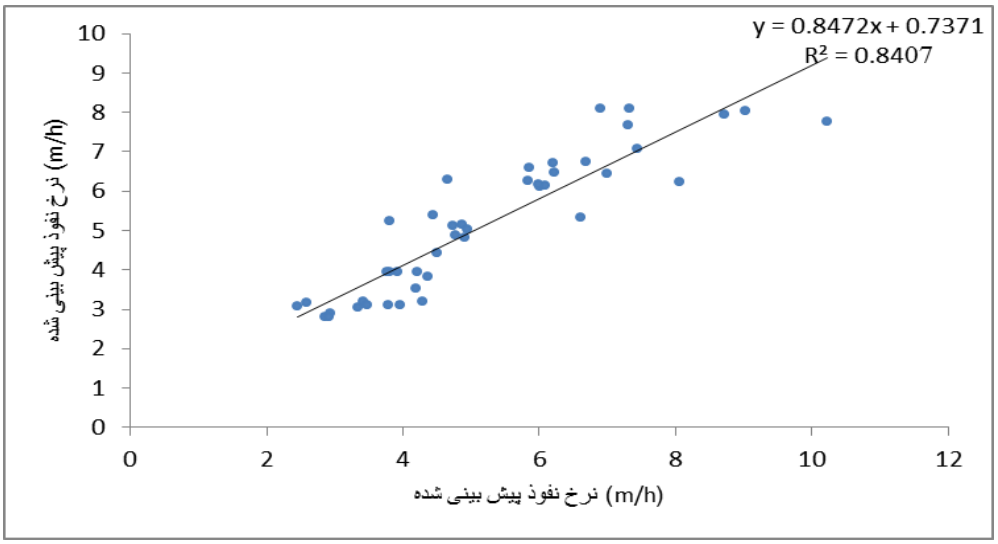
www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۳: مدل شبکه عصبی با ساختار های شبکه متفاوت

شماره مدل	ساختار شبکه	ضریب آموزش شبکه(R^2)	MSE	ضریب آزمون شبکه(R^2)	MSE	مدل شبکه عصبی(R)	مدل شبکه عصبی R^2
1	5-8-1	0/80	2/78	0/86	1/37	0/89	0/79
۲	5-6-7-1	0/86	2/17	0/51	2/39	0/93	0/86
۳	5-7-12-1	0/84	3/11	0/80	1/51	0/92	0/84
۴	5-12-12-1	0/78	3/57	0/53	1/92	0/88	0/77
۵	5-12-5-1	0/88	2/23	0/84	2/32	0/94	0/88
۶	5-9-1	0/84	3/07	0/82	1/42	0/91	0/82
۷	5-3-1	0/64	4/4	0/63	1/94	0/78	0.60

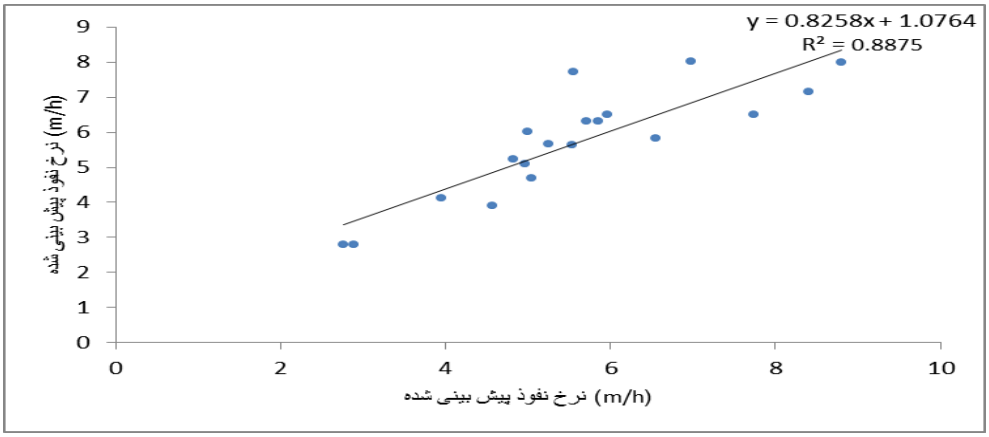
با توجه به جدول بالا ومقادیر (R^2) آموزش و آزمایش و همچنین مقادیر MSE، شبکه‌ای با ساختار شبکه ۵*۷*۱۲*۱ جهت پیش بینی نرخ نفوذ عملکرد بهتری را نشان می‌دهد. در اشکال ۴ و ۵ نرخ نفوذ پیش‌بینی‌شده با استفاده از شبکه عصبی در مقابل نرخ نفوذ اندازه‌گیری‌شده برای داده‌های آموزش و آزمایش نشان داده شده است. ضریب تعیین (R^2) برای داده‌های آموزش ۰/۸۴ و برای داده های آزمایش ۰/۸۸ می باشد. بیشتر بودن ضریب تعیین نسبت به روش رگرسیون چند متغیره، قابلیت اعتماد بیشتر شبکه عصبی را نشان می‌دهد.



شکل ۲نرخ نفوذ پیش بینی شده با شبکه عصبی در مقابل نرخ نفوذ اندازه گیری شده (داده های آموزش)

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۳. نرخ نفوذ پیش بینی شده با شبکه عصبی در مقابل نرخ نفوذ اندازه گیری شده (داده های آزمایش)

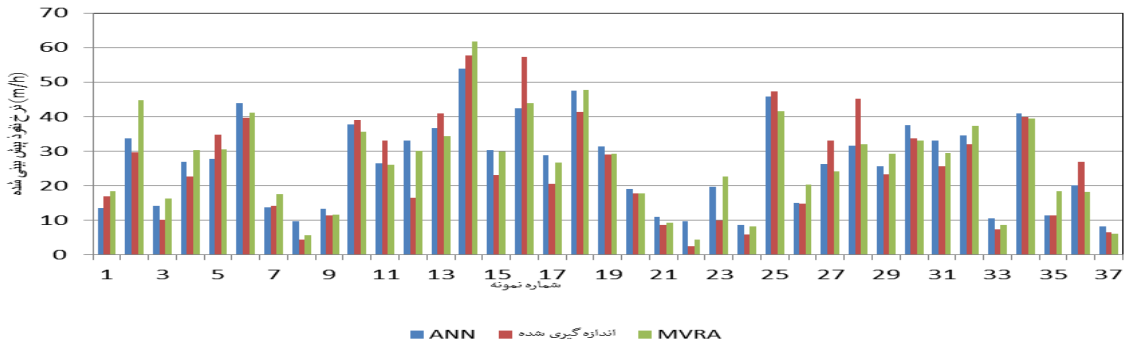
۷. مقایسه عملکرد مدل ها

در شکل ۴ نمودار ستونی مدول یانگ اندازه گیری شده و پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی و رگرسیون چندمتغیره برای داده‌های آزمایش نشان داده‌شده است. Yilmaz and Yuksek (2008) از پارامترهای R^2، RMSE و VAF به منظور بررسی عملکرد مدل‌ها استفاده کرده‌اند. روابط این شاخص‌ها در زیر ارائه شده است. هر چه R^2 به عدد یک، RMSE به صفر و VAF به ۱۰۰ نزدیک باشد مدل عملکرد بهتری خواهد داشت. در این مطالعه نیز از این پارامترها جهت بررسی عملکرد مدل‌ها استفاده گردید که نتایج آن در جدول ۴ نشان داده شده‌است. چنانچه دیده می‌شود شبکه عصبی برآورد بهتری ازنرخ پیش نفوذ دارد.

$$VAF = \left[1 - \frac{var(y-\hat{y})}{var\ (y)}\right] \times 100 \qquad (۱)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y-\hat{y})^2} \qquad (۲)$$

y و $\hat{y}$ در این روابط به ترتیب مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده می باشند.



www.SID.ir

Archive of SID

شکل ٤: نمودار ستونی برای مقایسه عملکرد مدل های پیش بینی

جدول ٤:شاخص های عملکرد برای مدل رگرسیون چند متغیره و ANN

مدل		R^2	RMSE	VAF
MVRA		۰/۷۳۷	۳/۳۷	۷۳/۷۳
ANN	آموزش	۰/۸۴۵	۱/۹۱	۸۴/۴۳
	آزمایش	۰/۸۸۲	۱/۵۲	۸۸/۸۶

8. نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر از روش رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی نرخ نفوذ TBM، استفاده گردید. از مقایسه‌ی مقادیر پیش‌بینی‌شده با استفاده از شبکه‌ی عصبی و رگرسیون چندمتغیره‌ی غیرخطی با مقادیر واقعی نرخ نفوذ، این نتیجه حاصل شده است که نتایج شبکه‌ی عصبی نسبت به رگرسیون غیرخطی به واقعیت نزدیک تر است. با توجه توضیحات فوق، در این مقاله به بررسی اثر پارامترهای سنگ بکر بر نرخ نفوذ با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته شده است . به منظور تحلیل با روش شبکه های عصبی مصنوعی، شبکه های زیادی با ساختارهای متفاوت با در نظر گرفتن یک و دو لایه ی میانی و همچنین تعداد نرون‌های متفاوت در لایه ها ساخته شده است . در نهایت شبکه‌ای با دو لایه‌ی میانی، ۵ پارامتر ورودی متشکل از پارامترهای مربوط به سنگ بکر، توده سنگ و پارامترهای اجرایی ماشین، ۷و۱۲ نرون در لایه‌ی میانی و پارامتر نرخ نفوذ در لایه ی خروجی به عنوان شبکه‌ی بهینه برای پیش بینی نرخ نفوذ انتخاب شده است .

9. مراجع

۱- مهدوری، س.، ۱۳۸۳،"پیش‌بینی ضریب بهره‌وری TBMهای باز"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران

۲- مصطفی کیا، ح، ۱۳۹۰،"شبکه‌های عصبی در MATLAB"، انتشارات کیان رایانه سبز

۳- یاوری، ش. م.، و مهدوری، س.، ۱۳۸۵ ،"پیشبینی نرخ نفوذ ماشینهای تونلبری با استفاده از شبکه ی عصبی"، نشریه‌ی دانشکده‌ی فنی، دانشگاه تهران

4- Demuth, H., Beale, M., Hagan, M.; 2006; Neural Network Toolbox for Use with MATLAB, TheMath Works, Inc

5- Freeman, F.A.; 1994; Simulating Neural Networks, Addison-Wesley Publishing Company, Inc.,New York.

www.SID.ir